تاثير استخدام مرشحات كشف الحواف على اداء وكفاءة شبكة ايلمان العصبية الاصطناعية

سوزان حسن محمد

قسم علوم الحاسبات ، كلية علوم الحاسبات والرياضيات ، جامعة الموصل ، الموصل ، العراق

(تاريخ الاستلام: ١٧ / ١ / ٢٠١٠ ، تاريخ القبول: ١٧ / ٥ / ٢٠١٠)

الملخص :

يهدف البحث إلى دراسة تأثير مرشحات مختلفة لكشف الحواف لصور الأمواج فوق الصوتية على أداء وكفاءة شبكة ايلمان العصبية الاصطناعية المستخدمة لتشخيص مرض حصى الكلى. يتناول البحث أولا معالجة الصور معالجة أولية باستخدام طرق التنعيم وازالة الضجيج ثم كشف حواف الصور باستخدام ستة مرشحات خاصة بكشف الحواف . استخدم مبدأ تحليل المركبات الاساسية لاستخلاص خواص الصور . بعد ذلك تمت عملية التدريب و الاختبار باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية ايلمان على الصور المرشحة وحسب نوع المرشح المستخدم لتحديد مدى تأثير هذه المرشحات على أداء وكفاءة الشبكة في التشخيص .

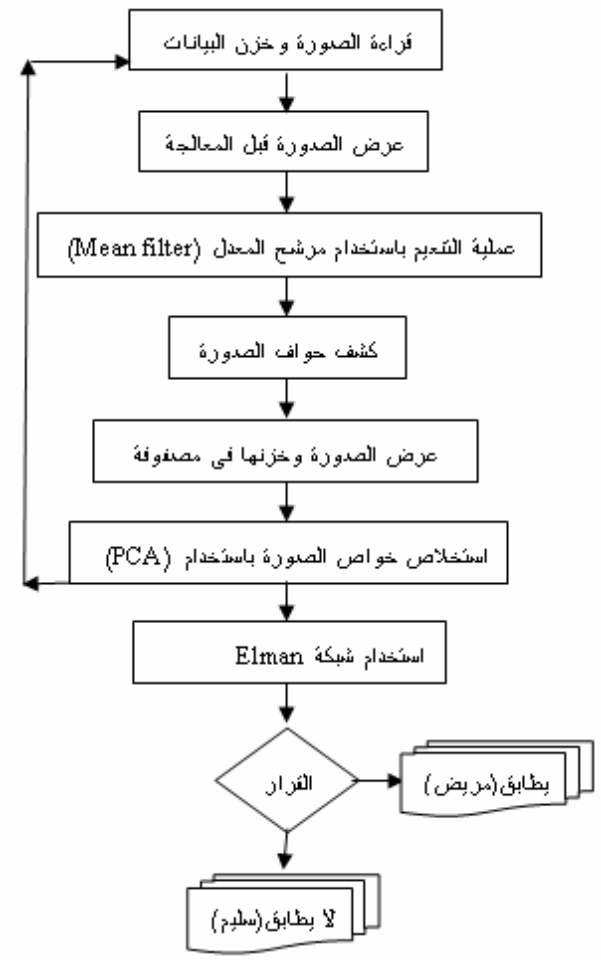
١ – المقدمة :

كشف الحواف هو الطريقة الأكثر شيوعا لكشف انقطاعات ذات معنى في المستويات الرمادية . إن سبب ذلك هو أن النقاط المعزولة والخطوط الدقيقة ليست متكررة الحدوث في اغلب التطبيقات ذات الأهمية العملية [١] . ويمكن تعريف الحافة بأنها تغيير مفاجئ في شدة الضوء للصورة على مساحة صغيرة. وظيفة كشف الحافة هي تمييز حدود المناطق المتجانسة في صورة مستندة على خصائص مثل الكثافة والقوام . كثير من الخوارزميات تم تطويرها بالاعتماد على حساب موجة ميل الكثافة والذي عموما حساس للضوضاء في الصورة . وهناك العديد من طرق كشف الحواف فمنها الخطية واخرى غير خطية [٢ ،٣،٤] .

يهدف البحث الى دراسة مدى تاثير الطرق الستة المختلفة على اداء شبكة ايلمان العصبية الاصطناعية وكفاءتها في التشخيص ولتحقيق هذا الهدف تم معالجة الصور باستخدام مرشح (mean) كطريقة لتنعيم الصور وازالة الضجيج (Noise) ثم تطبيق طرق كشف الحواف على هذه الصور و خزن الصور المرشحة في مصفوفات جديدة ، هذه المصفوفات تحوي مجموعة كبيرة من عناصر الصورة وتدريب الشبكة على هذه العناصر جميعا قد تؤثر على سرعة التشخيص فلذا لابد من استخلاص خواص هذه العناصر باستخدام مبدأ تحليل المركبات (المكونات) الأساسية (Principal Component Analysis) . وهذه الخواص المستخلصة تمثل مدخلات شبكة ايلمان العصبية الاصطناعية . ومن المعروف إن هذه الشبكة مصممة على أساس استخدام دالة التنشيط (tansig) في الطبقة المخفية(hidden layer) للمعالجة ودالة (purelin) في طبقة الاخراج (Output) ، وباستخدام برنامج (Matlab) تم استخدام شبكتين عصبيتين الاولى تستخدم دالة (Purelin) في طبقة الإخراج والثانية تستخدم دالة (Logsig) في الطبقة نفسها لمعرفة مدى كفاءة الدالتين في حساب قيم الإخراج والوصول إلى الهدف.

٢ – خطوات العمل :

يمر البحث باربع مراحل للوصول الى الهدف الذي هو التشخيص الاكفاء والاسرع للمرض باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ، وهذه المراحل هي (١) معالجة اولية للصور (٢) كشف الحواف (٣) استخلاص خواص الصور (٤) استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية للتشخيص . وكما مبين في لمخطط رقم (١) ادناه :



الشكل رقم (١) : المخطط الانسيابي للعمل

٢–١ معالجة الصور :

يستخدم هذا البحث مجموعة من صور الامواج فوق الصوتية لمرضى مصابين بحصى الكلى ، فبعد ادخال الصور الى جهاز الحاسوب وخزنها في مصفوفة وتحويلها الى صور من نوع (BMP) وبحجم (٢٠٠x ٢٠٠) نقاط شاشة (pixels) تم اجراء عملية التنعيم للصور للتخلص من الضوضاء الناجم عن وجود اثار زائفة ناتجة عن سوء قنوات ومصادر الاتصال باستخدام المرشح المعدل (Mean filter) وباستخدام برنامج (Matlab R2009a) وتخزن هذه الصور في مصفوفات جديدة لتطبيق خوارزميات كشف الحواف عليها .

٢ –٢ كشف الحواف :

ان طرق كشف الحواف تستند على فكرة النقطة وما يجاورها من نقاط الصورة فعند تطبيق طرق كشف الحواف على الصورة فان الحواف الواضحة تظهر تغييرا في شدة الضوء الموجود في الصورة والتغيير الكبير في شدة الضوء بالنسبة لمسافة قصيرة بين نقطة واخرى يشير الى وجود حافة ، هذه الخوارزميات تستند على فكرة استخدام الاشتقاق الاول والثاني للمستوى الرمادي . فعلى سبيل المثال الصورة f(x,y) ميلها G في النقطة (i,j) معطاة كالاتي [٥]:

$$G = \sqrt{\left(\frac{\partial f_{ij}}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f_{ij}}{\partial y}\right)^2} \qquad (1)$$

وعند تقدير (Estimate) هذا الميل (gradient) باستبدال الاشتقاقات الجزئية بالكميات المقدرة فان :

$$\frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial x} = \left(f_{i-1,j+1} + f_{i,j+1} + f_{i+1,j+1} - f_{i-1,j-1} - f_{i,j-1} - f_{i+1,j-1}\right) \qquad (2)$$

و

$$\frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial y} = \left(f_{i+1,j-1} + f_{i+1,j} + f_{i+1,j+1} - f_{i-1,j-1} - f_{i-1,j} - f_{i-1,j+1}\right) \qquad (3)$$

هذا التقدير لاعلى ميل اوتدرج يعرف بمرشح برويت (Prewitt's Filter) .

مرشح سوبل (Sobel Filter) مشابه لأعلاه ماعدا إن التقدير لأعلى تدرج يعطي وزن أكثر إلى نقاط الشاشة الأقرب الى (i,j) وكالاتي [٦]:

$$\frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial x} = \left(f_{i-1,j+1} + 2f_{i,j+1} + f_{i+1,j+1} - f_{i-1,j-1} - 2f_{i,j-1} - f_{i+1,j-1}\right) \qquad (4)$$

و

$$\frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial y} = \left(f_{i+1,j-1} + 2f_{i+1,j} + f_{i+1,j+1} - f_{i-1,j-1} - 2f_{i-1,j} - f_{i-1,j+1}\right) \qquad (5)$$

اما مرشح روبرتس (Roberts) فهو بسيط وسريع الحساب ،مقياس ثنائي الابعاد للتدرج المكاني للصورة ولذلك فان المناطق شديدة السطوع التي تملك تردد مكاني عالي تمثل الحافات عادةً .

واتجاه الميل لهذه المرشحات التي تستخدم الاشتقاق الاول وتندرج ضمن المرشحات الغير خطية

يعطى كالاتي [٧]:

$$\Phi(x,y) = \arctan\left(\frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial y} \Big/ \frac{\partial \hat{f}_{ij}}{\partial x}\right) \qquad (6)$$

اما من المرشحات الخطية والتي تستخدم الاشتقاق الثاني فهو مرشح لابلاس(Laplacian Filter) ويعرف بالاتي [٧]:

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \qquad (7)$$

وهذا المرشح قادر على ايجاد الاماكن الصحيحة للحافة ويختبر مناطق اوسع حول نقطة الشاشة لكن يتحدد في اداء عملة عند الزوايا والاقواس. .

والمرشح (Log) فهو عبارة عن دمج المرشح كاوس (Gaussian) مع لابلاس ويعرف كالاتي [٩،٨]:

$$G_\delta(x,y) = \frac{1}{2\pi\delta^2} exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}\right) \qquad (8)$$

استعمال عملية لف كاوس مع الصورة يؤدي الى صقل وتنعيم الصورة ومن ثم كشف الحافة باستخدام مرشح كاني (Canny's Filter) وكالاتي :[٩،٨]

$$\nabla^2[G_\delta(x,y) * f(x,y)] = [\nabla^2 G_\delta(x,y) * f(x,y)] \qquad (9)$$

يستعمل كاني مرشح مبني على الاشتقاق الاول لـ Gaussian لانه حساس للضوضاء الموجود على البيانات الاصلية وتقوم بداية بعملية اللف الرياضي مع Gaussian للصورة الاصلية ونتيجة العملية تكون نسخة مشوشة قليلا نسبة الى النسخة الاصلية لذلك فان هذه الخوارزمية تستخدم اربع مرشحات لكشف الحافات القطرية والعمودية والافقية للصورة المشوشة [٩،٨].

٢–٣ استخلاص الخواص : Feature extraction

استخلاص الخواص او الميزات هي عملية استخراج الخواص التي تتضمن المعلومات الرئسية لتركيب البيانات من الخواص الاصلية ، وبيانات الخواص المستخلصة تكون اقل من بيانات الخواص الاصلية. ومبدأ تحليل المركبات او المكونات الاساسية (Principle Components Analysis) وللاختصار (PCA) من النظريات التي تعتمد العمل بدون مشرف ويستخدم على نحو واسع ومعروف ايضا باسم (Karhunen-Loe've expansion) وهذه الخاصية تحاول تقليص فضاء الميزة عن طريق خلق ميزات جديدة التي هي عبارة عن مجموعات خطية من الميزات الاصلية ويبدا الاجراء بدوران فضاء البيانات الاصلي ثم ترتيب البيانات محولة الميزات واختيار بضع ميزات متوقعة . يجد هذا الاجراء فضاءً ثانويا فيها متجهات العينة الاصلية والتي ممكن تقريبها باقل متوسط مربع الخطأ للبعد المعطاة [١٠،١١].ان الخوارزمية المتبعة لاستخلاص خواص الصور في هذا البحث هي كالاتي:

١– ادخال مصفوفة الصورة المعالجة لتمثل قيم الادخال .
٢– حساب قيم المتوسط (mean) من قيم بيانات الصورة
٣– طرح قيمة المتوسط
٤– حساب قيمة التغاير من المعادلة الاتية :

$$\mathrm{cov}(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})(X_i-\bar{X})}{(n-1)} \qquad (10)$$

عندما قيمة X تمثل متوسط قيم البيانات ، حيث يتم احتساب مصفوفة التغاير

٥– احسب قيم المتجهات الذاتية (eigenvectors) والقيمة الذاتية لمصفوفة التغاير.
٦– اختر المكونات (المركبات) وشكّل متجه الميزة
٧– اشتق مجموعة البيانات الجديدة بالصيغة التالية :

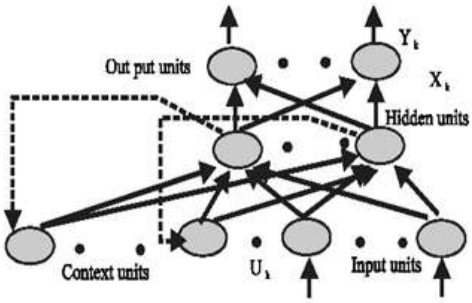
البيانات النهائية = صف متجه الميزة x صف البيانات المعدلة

حيث ان صف متجه الميزة عبارة عن مصفوفة المتجهات الذاتية في الاعمدة المدورة وصف البيانات المعدلة عبارة عن المتوسط المعدل المدور [١٢].

هذه البيانات المضغوطة ودون خسائر كبيرة في معلومات وخصائص الصورة تمثل مصفوفة الصورة المستخلصة الخواص ويتم خزن هذه المصفوفة لاستخدامها كمدخلات للشبكة العصبية .

٢-٤ الشبكة العصبية الاصطناعية Elman : Elman neural network

شبكة ايلمان العصبية الاصطناعية هي عموما شبكة عصبية بطبقتين (الطبقة المخفية وطبقة الاخراج) ولاتحتسب طبقة الادخال لان لاتتم فيها اية معالجة وكما مبين في الشكل رقم (٢) [١٣] .



الشكل رقم (٢) شبكة Elman العصبية الاصطناعية

وهذه الشبكة من الشبكات ذات التغذية الخلفية للخطأ أي من طبقة الاخراج الى طبقة الادخال التي تسمى بشبكات ذات الانتشار الخلفي للخطأ . ويتم الادخال الى الطبقة المخفية للمعالجة بواسطة دوال التنشيط عبارة عن مجموع موزون من قيم متجهات الادخال مضروبا باوزان عشوائية صغيرة مضافا اليه قيمة الانحياز . وتعدل الاوزان عن طريق تكرار الانتشار الخلفي للخطا مما يعطي الشبكة ميزة اكتشاف وتوليد انماط مختلفة الاوقات [١٤،١٦]

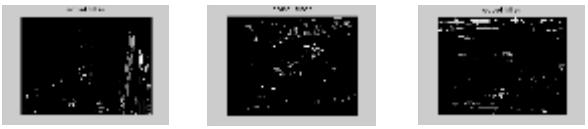
٣- تطبيق خوارزميات كشف الحواف على صور حصى الكلى :

ان الصور المستخدمة في التطبيق هي صور الامواج الفوق الصوتية لمرضى مصابين بحصى الكلى . حيث تم خزن هذه الصور كنوع (BMP) ذات التدرج الرمادي وبحجم (٢٠٠X٢٠٠) نقاط شاشة (pixels) من الصور الاصلية وكما موضح في الشكل رقم (٣).

الشكل رقم (٣) صور الامواج الفوق الصوتية لمرضى مصابين بحصى الكلى

بعد استخدام مرشح الميل لتنعيم الصور وازالة الضوضاء ثم التعتيب لتاشير النقاط التي يمكن ان تكون حافة اوجزء من الحافة تم تطبيق خوارزميات كشف الحواف تباعا على الصور وكما يلي :

٣-١ مرشح سوبل (Sobel filter): تجد خوارزمية سوبل الحافات باستخدام اشتقاق سوبل الانف الذكر والشكل رقم (٤) يشير الى النتائج بالاعتماد على الصور الاصلية .

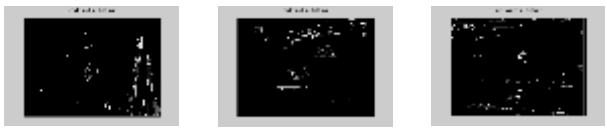


الشكل رقم (٤) تطبيق مرشح سوبل على الصور الاصلية

٣-٢ مرشح برويت (Prewitt filter) : تجد خوارزمية برويت الحافات باستخدام تقريب برويت والصورة تظهر نتائج استخدام المرشح نسبة الى الصور الاصلية .

الشكل رقم (٥) تطبيق مرشح برويت على الصور الاصلية

٣-٣ مرشح روبرتس(Roberts filter) : تستخدم هذه الخوارزمية تقريب روبرتس وتشير الى حافة في نقاط الصورة التي يكون الانحدار في اعلى مستوى . والصور رقم (٦) يعرض نتائج تطبيق الخوارزمية على الصور الاصلية .



الشكل رقم (٦) تطبيق مرشح روبرتس على الصور الاصلية

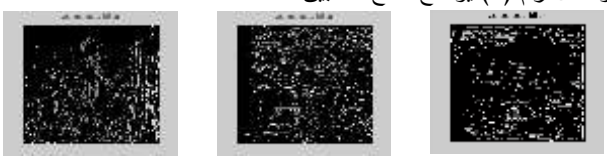
٣-٤ مرشح كاني(Canny filter) : مرشح كاني يجد الحافة بالبحث عن الحدود العليا المحلية لميل الصور وهذا الميل محسوب باستخدام اشتقاق مرشح كاوس . تستخدم الخوارزمية عتبتان لاكتشاف اقوى واضعف حافة وتتضمن النتائج الحافات الضعيفة التي تؤدي الى كشف الحافات القوية هذه الطريقة شديدة التاثر بالضوضاء ولكنها الافضل لكشف الحافات الضعيفة . والشكل رقم (٧) يصور هذه النقاط التي هي نتيجة لتطبيق مرشح كاني على الصور الاصلية .

الشكل رقم (٧) تطبيق مرشح كاني على الصور الاصلية

٣-٥ مرشح لابلاس وكاوس(Laplacian of a Gaussian) : هذه الخوارزمية مدعوة باسم (LOG filter) عملية الترشيح يمكن ان ترى كتطبيق لعملية تنعيم متبوعة بعملية الاشتقاق . والشكل رقم (٨) يبين النتائج .

الشكل رقم (٨) تطبيق مرشح لابلاس وكاوس على الصور الاصلية

٣-٦ مرشح عبور الصفر (Zero-Cross) : كما هو واضح من اسم المرشح فان عملية البحث عن الحافة تتم بالبحث عن عبور الصفر والشكل رقم (٩) يوضح نتائج التطبيق .



الشكل رقم (٩) تطبيق مرشح عبور الصفر على الصور الاصلية

٤- تطبيق شبكة Elman على الصور المرشحة :

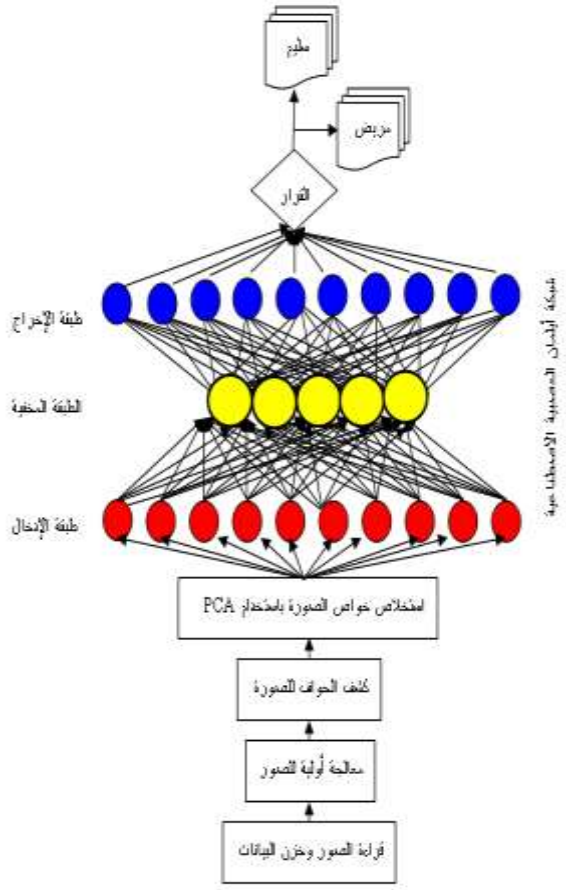
تحتوي شبكة ايلمان بالاضافة الى الوحدات المثالية في الشبكة ذات التغذية الامامية وحدات تسمى بالوحدات السياقية(contextual units) التي لكل بيان ادخال تقوم بخزن القيمة المنتجة في الوحدات المخفية في الخطوة السابقة (نسبة الى بيانات الادخال السابقة) . بدايةً هذه الوحدات لها قيمة مساوية للصفر والاوزان التي تربط بينها وبين الوحدات المخفية تتدرب كباقي الاوزان كما في الشبكات ذات التغذية الامامية والانتشار العكسي للخطا (backpropagation) . هذه الاوزان التي تقابل الارتباطات المخفية (بين الوحدات المخفية والوحدات السياقية) ثابتة ومساوية للواحد والتي تسمح لنقل القيم من الطبقة المخفية الى طبقة الادخال . في Matlab يمكن انشاء شبكة Elman بطبقتين او اكثر باستخدام الدالة newelm وكما يلي :

newelm(input, output,[N1,…,NK],{f1,…,fK}) (11)

عندما يمثلان input و output مجموعة التدريب و N1,…,NK يمثل عدد وحدات كل طبقة و f1,…,fK عدد دوال التنشيط لكل طبقة والدالة المستخدمة عادة في الطبقة المخفية هي tansig ولوحدات الاخراج هي purelin [١٦،١٥]. دالة الاداء(performance function)الاعتيادية في هذه الشبكة هي مربع متوسط الخطا المطبّع (Mean squared normalized error) وللاختصار (mse) ومن الممكن استخدام دالة (msereg) والمختصر لـ(Mean squared error with regularization) ، اما الميل (gradient) فلكل خطوة تدريب يتم ارجاع الخطا لغرض ايجاد ميول الاخطاء لكل وزن وتحيز وهذا الميل في الحقيقة تقريب ويستخدم لتعديل الاوزان مع دالة التدريب المختارة [١٥] .

في بحثنا هذا وباستخدام Matlab (R2009a) تم انشاء شبكتين الاولى تستخدم logsig في طبقة الاخراج والثانية purelin للطبقة نفسها في الشبكة الثانية لاجل المقارنة والوصول الى الاكفأ والاسرع من الشبكات في تشخيص المرض .

مدخلات الشبكة عبارة عن (١٠) قيم الاولى من مصفوفة الصورة التي تمت معالجتها واستخلاص خواصها باستخدام (PCA) ، الطبقة المخفية تتالف من خمس وحدات للمعالجة اما طبقة الاخراج عشرة قيم مطابقة لقيم الهدف والتي هي عبارة عن (٠)و(١) بعد اكتمال التدريب بنجاح . الشكل (١٠) يوضح المخطط التفصيلي للتطبيق .



الشكل رقم (١٠) المخطط التفصيلي للتطبيق

٥- نتائج التطبيق العملي :

لاجل التطبيق العملي وتدريب الشبكتين وثم اختبارهما تم انشاء قاعدة بيانات متكونة من (٢٥) صورة لصورالامواج الفوق الصوتية لمرضى مصابين بحصى الكلى لاجل التدريب و(١٧) صورة لاجل الاختبار وتم الحصول على هذه الصور عن طريق الانترنت [١٧] ومستشفى ابن سينا التعليمي . وعند تطبيق الشبكتين Elman1 والتي تستخدم دالة (logsig) في طبقة الاخراج و Elman2 التي تستخدم دالة (purelin) في طبقة الاخراج على الصور التي تم معالجتها وكشف حوافها باستخدام خوارزميات كشف الحواف واستخلاص خواصهاوكما مذكور انفا، تبين ان الشبكتين نجحتا في تشخيص المرض عندما تدربتا على الصور التي تمت معالجتها باستخدام المرشحات سوبل وبرويت و روبرتس عندما كان شرط توقف الشبكة (١٠٠٠) تكرار . اما في حالة معالجة الصور باستخدام المرشحات كاني ولابلاس كاوس و عبور الصفر فان الشبكتان فشلتا للوصول الى النتيجة والتي هي تشخيص المرض وكما موضح في الملحق(أ) ، ومن الجدير بالذكر ان الشبكة Elman2 اظهرت تفوقا في السرعة والكفاءة وخاصة عند استخدام المرشح روبرتس حيث استطاعت الوصول الى الهدف بـ (١٩٧) تكرار . والجدول رقم (١) يبين نتائج التطبيق العملي .

جدول رقم (١) نتائج تطبيق الشبكتين Elman1 و Elman2

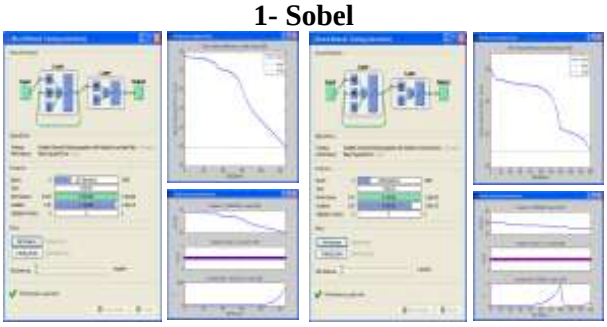
نوع المرشح	عدد التكرارات(١٠٠٠ تكرار)	
	شبكة Elman1	شبكةElman2
سوبل	٢٦٥	٢٠٠
كاني	فشل	فشل
برويت	٢٦٠	٢٩٤
روبرتس	٢٦٣	١٩٧
لابلاس وكاوس	فشل	فشل
عبور الصفر	فشل	فشل

٦- الاستنتاجات :

نستنتج من هذا البحث ان طريقة معالجة الصورة لها تاثير كبير على اداء وسرعة وكفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية بصورة عامة والشبكة العصبية الاصطناعية Elman بصورة خاصة . استخدام المرشحات سوبل وبرويت وروبرتس كان له الدور الاكبر في انجاح عملية التدريب للشبكة المستخدمة ولكن هذا لايعني ان ان بقية المرشحات المذكورة في هذا البحث والغير المذكورة غير قادرة على الوصول او لاتساهم في تدريب الشبكة ولكن ربما تحتاج الى شبكات من نوع اخر او نفس الشبكة ممكن ولكن بمواصفات اخرى . والملحق يبين التطبيق العملي على الشبكة لكل الحالات .

ملحق (أ) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام المرشحات :

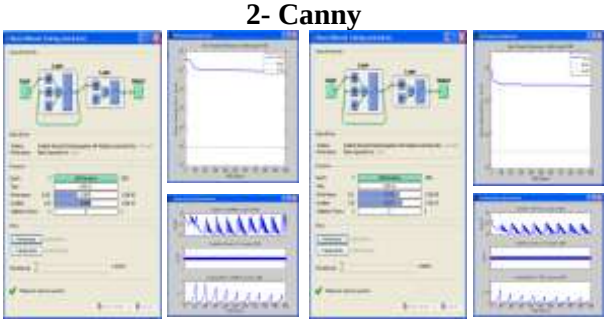
1- Sobel



Elman1 Elman2

الشكل(أ–١) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام Sobel

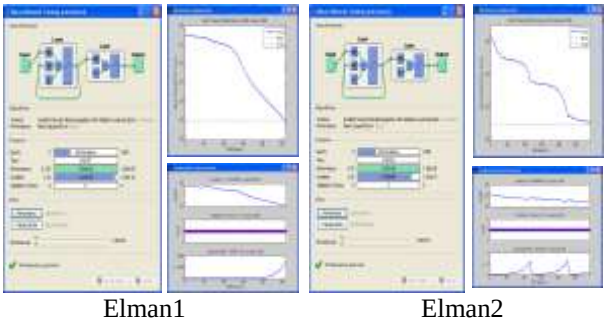
2- Canny



Elman1 Elman2

الشكل(أ–٢) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام Canny

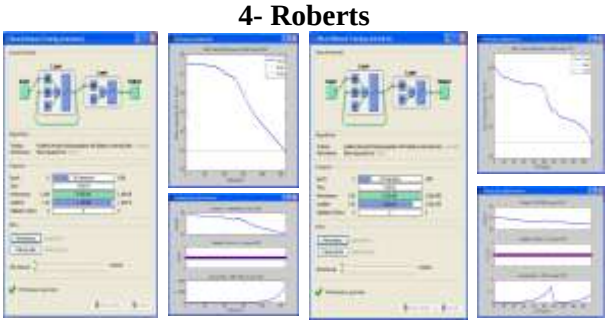
3- Prewitt



Elman1 Elman2

الشكل(أ–٣) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام Prewitt

4- Roberts



Elman1 Elman2

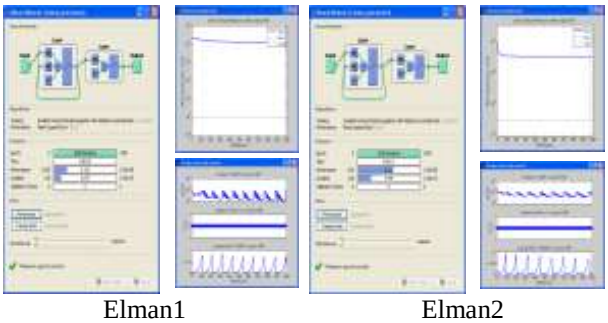
الشكل(أ–٤) نتائج تطبيق الشبكة باستخدامRoberts

5- Log

Elman1 Elman2

الشكل(أ–٥) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام Log

6-Zerocross



Elman1 Elman2

الشكل(أ–٦) نتائج تطبيق الشبكة باستخدام Zerocross

٨- المصادر :

1-R. C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing 2nd edition*, Prentice Hall, New Jersey, 2002.

2- M. Petrou and P. Bosdogianni, " *Image Processing the Fundamentals* ", Wiley, UK, 2004.

3- Hanan H.A. Adlan, Abd Rahman Ramli,Shaltri Mansor and Bachok Taib " *Performance Analysis of Edge Detection Methods for Macroscopic Images* "KKU Sci.J.31(3):141-147,2003 .

4- Jensn Sensing R. "*Introductory Digital Image Processing* " , A Remote Sensing Perspetive Prentice – HALL , 2007 .

5-NONLINEAR EDGE-DETECTION FILTERS Chapter 3 FILTERS File Format:For both Prewitt's and Sobel's filter, the direction of maximum gradient can also be .... 41 measured *www.bioss.ac.uk/staff/chris/ch3.pdf*

6- Lindeberg and Tony "*Edge Detection and Ridge Detection with Automatic Scale Selection*", International Journal of Computer Vision, 30, 2, pp 117--154, 1998.

7- *"Image Processing and Edge Detection "*, Computer ision Department of Computing, Imperial College Gzyang and DF Gilies . http/www.doc.ic.ac.uk/~gzy.

8- A.C.Hauptfleisch , F.Van den Bergh and A.K. Bachoo , *"A Comparison of Canny and VI Neural network Based Edge Detectors Applied to Road Extraction* ". Meraka Institut, CSIR, Pretoria,South Africa, E-mail hauptfleisch @ csir.co.za , 2002 .

9- Canny, J., "*A Computational Approach To Edge Detection"*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986.

10-Luminita STATE**,**Catalina Lucia OCIANU,Vlamos ANAYIOTIS, "*Neural Network for Principal Component Analysis with Applications in Image Compression*"**.** CYBERNETICS AND INFORMATICS Journal VOLUME 5 , NUMBER 2, www.iiisci.org/journal/CV$/sci/pdfs/P291440.pdf

11- B.Lerner , H.Guterman , M.Aladjem, and I.Dinstein ,*" Feature Extraction by Neural Network Nonlinear Mapping for Pattern Classification"*, The 13 International Conference on Pattern Recognition, ICPR 13 , Vienna , Vol.4,320-324 ,1996.

12- M. K. Das and S. Pradhan,*" Integration of FCM, PCA and Neural Networks for Classification of ECG Arrhythmias"*, IAENG International Journal of Computer Science, IJCS_36_3_05, 2010

١٣- K.V.Narayanan, E.Natarajan and B.S.Sreejaa, *"Artificial Neural Network Model for Emissions from Cofiring of Coal and Biomass in A Travelling Grate Boiler in India "* , Journal of Engineering and Applied Sciences 1 (4) : 355-359 , 2006 .

١٤- Wikipedia, the free encyclopedia **,** *"Recurrent Neural Network* , http//en.wikipedia.org/wiki/.

١٥- Howard D.,Mark B.*" Neural Network Toolbook "* , *2006*

١٦- A.Ziaie and M.B. Rahnama,*"Calculation of Concrete Minarets Frequency by Neural Network "*,Journal of Environmental Science and Technology 2 (1): 48-55 , 2009 ISSN 1994-7887, 2009 Asian network for Scientific information.

١٧- Ultrasound Photos of Girls and Boys in Pregnancy By Robin Elise Weiss.

The Effect of Edge Detection Filters 0n the Performance and Competence of Elman Neural Network

S. H. Mohammed

Computer Science Dept , College of Computer Science and Mathematics ,University of Mosul , Mosul , Iraq

(Received 17 / 1 / 2010 , Accepted 17 / 5 /2010)

Abstract

The research objective is to study the effect of different filter types for ultrasound images edges detection on the performance and competence of Elman neural network . The research deal with the preprocessing of the images using smoothing and noise removing methods, the edge detection of the images with six types filters. Principal component analysis is used to extracting features for the images . The learning and training operation are conducted using the Elman neural network on the filtering images a corrding to the type of edge detection filter and the effect of the filter type on the performance and competence in diagnoise.